

**APLIKASI DATA MINING DENGAN MENGGUNAKAN METODE
NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI PENENTUAN RESIKO KREDIT
PADA KOPERASI SIDO MAKMUR**



**Disusun sebagai salah satu syarat menyelesaikan Program Studi Sastra 1
pada Program Studi Informatika Fakultas Komunikasi dan Informatika**

Oleh :

LEONI AYU KUMALA

L200140145

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SURAKARTA
2019**

HALAMAN PERSETUJUAN

**APLIKASI DATA MINING DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES UNTUK
PREDIKSI PENENTUAN RESIKO KREDIT PADA KOPERASI SIDO MAKMUR**

PUBLIKASI ILMIAH

oleh;

LEONI AYU KUMALA

L200140145

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji oleh:

Dosen Pembimbing



Fatah Yasin Al Irsyadi, S.T., M.T.

NIK.738

HALAMAN PENGESAHAN

**APLIKASI DATA MINING DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES
UNTUK PREDIKSI PENENTUAN RESIKO KREDIT PADA KOPERASI SIDO
MAKMUR**

OLEH

LEONI AYU KUMALA

L200140145

**Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
Fakultas Komunikasi dan Informatika
Universitas Muhammadiyah Surakarta
Pada hari...*Senin*...*21* Januari 2019
Dan dinyatakan telah memenuhi syarat**

Dewan Penguji:

1. Fatah Yasin Al Irsyadi, S.T., M.T.
(Ketua Dewan Penguji)
2. Yogie Indra Kurniawan. S.T., M.T.
(Anggota I Dewan Penguji)
3. Devi Afriyanti Puspa Putri, S.Kom., M.Sc.
{Anggota II Dewan Penguji}

(Signature)
(.....)
(Signature)
(.....)
(Signature)
(.....)

**Publikasi Ilmiah ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
Untuk memperoleh gelar sarjana
Tanggal*21* Januari 2019**

Mengetahui,

Dekan
Fakultas Komunikasi dan Informatika



Nurgiyatna, S.T., M.Sc., Ph.D.
NIK : 881

Ketua
Program Studi Informatika



Heru Supriyono, S.T., M.Sc., Ph.D.
NIK : 970

SURAT PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam naskah publikasi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan sebelumnya untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi manapun dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila kelak terbukti ada ketidakbenaran dalam pernyataan saya di atas, maka akan saya pertanggungjawabkan sepenuhnya.

Surakarta, 30 Januari 2019

Penulis



LEONI AYU KUMALA
L200140145

APLIKASI DATA MINING DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK PREDIKSI PENENTUAN RESIKO KREDIT PADA KOPERASI SIDO MAKMUR

Abstrak

Koperasi adalah badan hukum yang melayani jasa simpan dan pinjam. Koperasi Sido Makmur merupakan koperasi yang melayani jasa simpan pinjam. Dalam pemberian kredit Koperasi Sido Makmur masih menggunakan cara manual yaitu dengan melihat catatan buku besar yang ada di koperasi tersebut. Sebelum pihak koperasi memberikan kredit kepada nasabah, pihak koperasi harus melakukan survey untuk mengetahui apakah pemohon kredit layak atau tidak layak untuk mendapat kredit. Survey harus dilaksanakan dengan teliti untuk menghindari terjadinya kredit kurang lancar. Diperlukan penunjang keputusan untuk membantu pihak koperasi dalam memprediksi pemohon kredit. Maka dibuatlah suatu sistem yang dapat mengklasifikasi faktor manakah yang paling berpengaruh pada tingkat pembayaran kredit di koperasi. Maka dari itu penelitian ini menggunakan Naïve Bayes untuk menghasilkan keputusan yang mudah, serta memiliki nilai akurasi yang diperoleh. Pada aplikasi terdapat fitur yang dapat digunakan untuk mengambil keputusan nasabah yang akan mengajukan kredit di koperasi. Pengujian blackbox pada aplikasi dapat berjalan dengan baik begitupun pengujian algoritma yang sudah berjalan dengan baik pada aplikasi yang dibuat. Hasil penelitian ini didapatkan hasil bahwa nilai rata-rata dari pengujian *Accuracy* mencapai 75%.

Kata Kunci: Naïve Bayes, Koperasi, Kredit, Prediksi, Data Mining.

Abstract

Cooperation is are legal entities that serve savings and loan services. Sido Makmur Cooperation is a financial institution that serves savings and loan services. In granting cooperation of Sido Makmur is still using the manual method by looking at the record of the ledger that is in the cooperation. Before the cooperation gives credit to the customer, the cooperation must conduct a survey to find out whether the loan applicant is eligible or not eligible for credit. Surveys must be carried out carefully to avoid the occurrence of credit less smoothly. Decision support is needed to help the cooperation in predicting credit applicants. So a system is created that can classify which factors have the most influence on the level of credit payments in cooperation. So from that this study uses Naïve Bayes to produce easy decisions, and has the value of accuracy obtained. In the application there is a feature that can be used to make decisions for customers who will apply for credit at a cooperation. Blackbox testing on the application can run well as well as testing algorithms that have been running well on the application made. The results of this study showed that the average value of *Accuracy* testing reached 75%.

Keywords: Naïve Bayes, Cooperation, Credit, Prediction, Data Mining.

1. PENDAHULUAN

Koperasi adalah organisasi ekonomi yang dimiliki dan dioperasikan oleh orang-seorang demi kepentingan bersama. Koperasi tidak hanya ada di lingkungan di tengah kota, namun juga ada yang ada di lingkungan sekolahan. Pada Koperasi SIDO MAKMUR terdapat beberapa permasalahan yang kerap muncul mengenai dalam hal pemberian kredit pada anggota. Saat koperasi kredit akan memberikan kreditnya kepada anggota sering kali mengalami kemacetan dan kurang lancar dalam mengelola datanya dan tidak memperhatikan risiko kredit yang

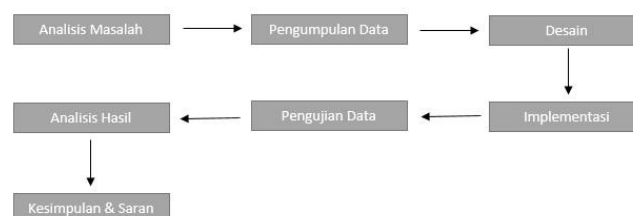
terjadi, dan belum terdapat prosedur sistem dalam menentukan prediksi resiko kredit terhadap anggota tersebut dan tidak dapat menentukan apakah layak diberikan kreditnya atau tidak untuk anggotanya, yang mana koperasi kredit menjadi kesulitan dalam memprediksi resiko kredit yang akan dialami perusahaan terhadap calon anggota.

Data mining adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran computer (*machine learning*) untuk menganalisa dan mengekstrasi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis (Dedy & Danny, 2016). Menurut Thomas Bayes, Naïve Bayes memprediksi probabilitas di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. Navie Bayes classifier is simple classifier with is based on Bayes Theorem of conditional probability and strong independence assumptions (Aradhana, kavitha Juliet, Rajeswari R.P. 2017). Dari proses penggalian data dengan cara data mining dapat membantu melakukan proses analisis kredit agar menghasilkan informasi yang tepat apakah anggota yang akan mengajukan kreditnya layak atau tidak dan dapat melihat potensi pembayaran kredit yang dilakukan anggota pada tahun selanjutnya.

Atribut yang digunakan sebagai nilai ukuran untuk menghasilkan kriteria terbaik dalam pengambilan kelayakan pemberian kredit. Dengan adanya sistem klasifikasi ini pihak koperasi dapat memutuskan kelayakan pemberian kredit pada calon nasabah.

2. METODE

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini memiliki tahapan yang harus dilalui, diantaranya seperti pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Metode penelitian

2.1 Analisis Masalah

Analisis masalah merupakan tahap awal dari penelitian ini. Analisis masalah dilakukan untuk mengidentifikasi permasalahan yang muncul seperti dalam proses penentuan pemberian kredit yang dinilai belum optimal. Seperti pembayaran kredit yang macet dan kurang lancar. Menanggapi permasalahan tersebut, diperlukan suatu informasi untuk membangun sistem klasifikasi penentuan pemberian kredit untuk nasabah pada Koperasi Sido Makmur.

2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahap inti dari suatu penelitian dimana data ini akan menentukan probabilitas pemberian kredit untuk nasabah. Dalam penelitian ini, dataset Penentuan Resiko Kredit diambil dari Koperasi Sido Makmur yang memiliki jumlah total data sebanyak 200 data nasabah koperasi yang diantaranya memiliki variable seperti; Gaji, Status Pernikahan, Pinjaman, Jangka waktu, Agunan (jaminan), dan Kolektibilitas.

2.2.1 Analisis Data

Data yang didapatkan kemudian dianalisa untuk menentukan variabel yang digunakan dalam pembuatan aplikasi. Sebagian variable data yang ada dalam bentuk angka, untuk penggunaan model algoritma Naïve bayes data angka harus ditransformasikan ke dalam klasifikasi atau kelompok berdasar interval (Purwanto Heru, Khafiz Hastuti, 2015). Dalam penelitian ini diperlukan variabel yang dapat dilihat pada Tabel 1.

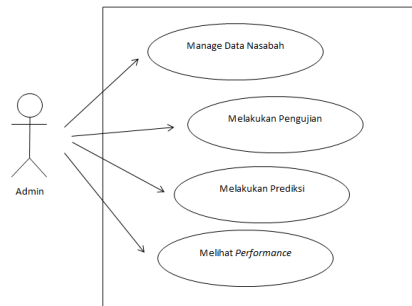
Tabel 1. Atribut dalam Prediksi Calon Anggota Kredit

No	Variabel	Tipe	Value
1.	Gaji	Integer	<3.000.000 ≥3.000.000 - <5.000.000 ≥5.000.000
2.	Status Pernikahan	Binominal	Belum Menikah Sudah Menikah
3.	Pinjaman	Real	<5.000. ≥5.000.000 - <10.000.000 ≥10.000.000
4.	Jangka Waktu	Integer	1 – 12 bulan = Jangka Pendek 13 – 24 bulan = Jangka Menengah 25 – 36 bulan = Jangka Panjang
5.	Agunan	Binominal	BPKB Sepeda Motor = BPKB SPM BPKB Mobil = BPKB MBL SERTIFIKAT RUMAH = SRTFKT RMH
6.	Kolektibilitas	Label	Lancar Tidak Lancar

2.3 Desain

2.3.1 Use Case Diagram

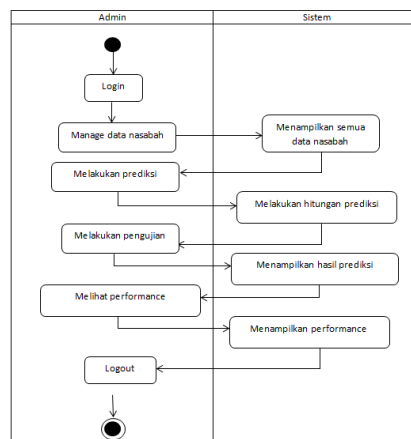
Pada tahap ini menggambarkan seperti apa rancangan dari aplikasi yang dibuat menggunakan Naïve Bayes. Rancangan aplikasi akan diterapkan dalam *use case diagram* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Use Case Diagram

2.3.2 Activity Diagram

Pada tahap ini dijelaskan seperti apa cara kerja aplikasi dalam melakukan proses prediksi sesuai dengan *use case* yang ada. *Activity Diagram* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Activity Diagram

2.4 Implementasi

Algoritma Naive Bayes merupakan sebuah metoda klasifikasi menggunakan metode probabilitas dan statistik yg dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Naive Bayes Classifier diunggulkan karna memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi, dan dapat di terapkan dalam jumlah data yang besar Naive Bayes juga memiliki kekurangan yakni lemah dalam proses penyeleksian atribut atau variabel (Nuraeni Nia, 2017). Secara umum algoritma

2.5 Pengujian Data

Metode *Naïve Bayes* yang digunakan oleh sistem mendapatkan nilai *confidence* dari setiap variabel Y untuk setiap variabel (Martiningsih, Al Irsyadi 2018).

Rumus Naïve Bayes:

$$P(c/x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

(1)

Keterangan :

- x : Data dengan class yang belum diketahui
- c : Hipotesis data merupakan suatu class spesifik
- $P(c/x)$: Probabilitas hipotesis berdasar kondisi (posteriori probability)
- $P(c)$: Probabilitas hipotesis (prior probability)
- $P(x/c)$: Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis

- $P(x)$: Probabilitas c

Algoritma *Naïve Bayes* digunakan menghitung perbandingan probabilitas dari masing-masing atribut pada setiap data *training*. Tabel 2 dan 3 berikut merupakan contoh perhitungan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan mengambil 10 data sebagai data *training* dan 1 data sebagai data *testing*

Tabel 2. Contoh Data Training

Nama	Gaji	Jenis Kelamin	Status	Pinjaman	Jangka Waktu	Agunan	Kolektabilitas
Sri Dewi	6.500.000	Perempuan	Sudah Menikah	15.000.000	Jangka Panjang	BPKB SPM	Lancar
Hadi Sucipto	2.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	20.000.000	Jangka Menengah	BPKB SPM	Lancar
Wahono	4.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	20.000.000	Jangka Panjang	SRTFK T RMH	Tidak Lancar
Sarjono	7.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	10.000.000	Jangka Pendek	BPKB MBL	Lancar
Sarita Utami	4.000.000	Perempuan	Belum Menikah	8.000.000	Jangka Pendek	BPKB SPM	Tidak Lancar
Yudi Prabowo	6.000.000	Laki-laki	Belum Menikah	17.000.000	Jangka Panjang	BPKB SPM	Lancar
Joko Rasyid	2.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	10.000.000	Jangka Menengah	BPKB SPM	Tidak Lancar
Sugito	5.500.000	Laki-laki	Sudah Menikah	20.000.000	Jangka Pendek	SRTFK T RMH	Lancar
Siti Hajar	6.500.000	Perempuan	Sudah Menikah	35.000.000	Jangka Panjang	BPKB MBL	Tidak Lancar
Rahayu	8.500.000	Perempuan	Sudah Menikah	25.000.000	Jangka Menengah	SRTFK T RMH	Tidak Lancar

Tabel 3. Contoh Data Testing

Nama	Gaji	Jenis Kelamin	Status	Pinjaman	Jangka Waktu	Agunan	Prediksi
Ayu Candra	9.500.000	Perempuan	Belum Menikah	20.000.000	Jangka Panjang	BKPB MBL	?

Perhitungan algoritma Naïve Bayes pada tabel 4 sebagai berikut:

1. Menghitung Jumlah Lancar dan Tidak Lancar:

$$P(Y = \text{Lancar}) = 5/10 = 0,5$$

$$P(Y = \text{Tidak Lancar}) = 5/10 = 0,5$$

2. Mencari nilai probabilitas pada tiap atribut

Lancar

$$P(\text{Gaji} = \text{Besar} \mid Y = \text{Lancar}) = 4/5 = 0,8$$

$$P(\text{Jenis Kelamin} = \text{Perempuan} \mid Y = \text{Lancar}) = 1/5 = 0,2$$

$$P(\text{Status} = \text{Belum Menikah} \mid Y = \text{Lancar}) = 1/5 = 0,2$$

$$P(\text{Pinjaman} = \text{Besar} \mid Y = \text{Lancar}) = 5/5 = 1$$

$$P(\text{Jangka waktu} = \text{Panjang} \mid Y = \text{Lancar}) = 2/5 = 0,4$$

$$P(\text{Agunan} = \text{BPKB MBL} \mid Y = \text{Lancar}) = 1/5 = 0,2$$

Tidak Lancar

$$P(\text{Gaji} = \text{Besar} \mid Y = \text{Tidak Lancar}) = 4/5 = 0,8$$

$$P(\text{Jenis Kelamin} = \text{Perempuan} \mid Y = \text{Tidak Lancar}) = 3/5 = 0,6$$

$$P(\text{Status} = \text{Belum Menikah} \mid Y = \text{Tidak Lancar}) = 1/5 = 0,2$$

$$P(\text{Pinjaman} = \text{Besar} \mid Y = \text{Tidak Lancar}) = 4/5 = 0,8$$

$$P(\text{Jangka waktu} = \text{Panjang} \mid Y = \text{Tidak Lancar}) = 2/5 = 0,4$$

$$P(\text{Agunan} = \text{BPKB MBL} \mid Y = \text{Tidak Lancar}) = 1/5 = 0,2$$

3. Menghitung hasil kali dari atribut Lancar dan Tidak Lancar:

$$P(\text{Kategori} = \text{Lancar}) * P(Y = \text{Lancar}) = 0,00256$$

$$P(\text{Kategori} = \text{Tidak Lancar}) * P(Y = \text{Tidak Lancar}) = 0,006144$$

4. Membandingkan Hasil Lancar dan Tidak Lancar

$$P(X \mid \text{Kategori} : \text{Lancar}) * (X \mid \text{Kategori} : \text{Lancar}) = 0,5 \times 0,00256 = \mathbf{0.00128}$$

$$P(X \mid \text{Kategori} : \text{Tidak Lancar}) * (X \mid \text{Kategori} : \text{Tidak Lancar}) = 0,5 \times 0,006144 = \mathbf{0.003072}$$

Kesimpulan hasil yang diperoleh dari perhitungan menunjukkan bahwa masukan pada tabel 3 menghasilkan (P = Tidak Lancar) dengan hasil probabilitas tertinggi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

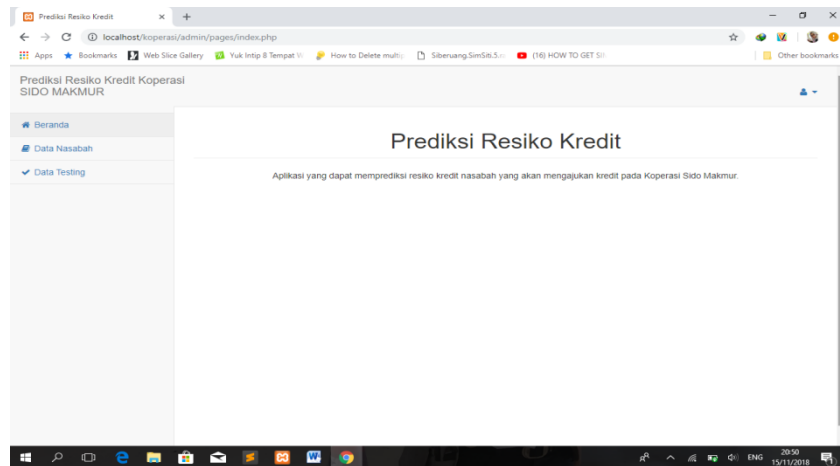
Hasil dan pembahasan dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

3.1 Implementasi Aplikasi

Dalam tahap ini dijelaskan beberapa menu yang ada pada aplikasi yang telah dibuat. Pada aplikasi ini hanya terdapat 1 aktor saja yaitu Administrator, yang memiliki fitur sebagai berikut:

Profile

Pada menu ini dijelaskan profil perusahaan yaitu Koperasi Sido Makmur. Tampilan *profile* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Profile

Data Nasabah

Pada menu ini terdapat data para nasabah yang telah melakukan kredit di koperasi. Pada menu ini admin dapat melakukan pencarian data nasabah, *edit data*, *import file excel*, hapus data. Tampilan data nasabah dapat dilihat pada Gambar 5.

ID Nasabah	Nama	Gaji	Jenis Kelamin	Status	Pinjaman	Jangka Waktu	Agunan	Kolektibilitas	Aksi
1	Sri Dewi	Rp 6.500.000	Perempuan	Sudah Menikah	Rp 15.000.000	Jangka Panjang	BPKB SPM	Lancar	[Edit] [Hapus]
2	Hadi Suppto	Rp 2.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp 20.000.000	Jangka Menengah	BPKB SPM	Lancar	[Edit] [Hapus]
3	Wahono	Rp 4.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp 20.000.000	Jangka Panjang	SRTFKT RMH	Tidak Lancar	[Edit] [Hapus]
4	Sarjono	Rp 7.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp 10.000.000	Jangka Pendek	BPKB MBL	Lancar	[Edit] [Hapus]
5	Sarita Utami	Rp 4.000.000	Perempuan	Belum Menikah	Rp 8.000.000	Jangka Pendek	BPKB SPM	Tidak Lancar	[Edit] [Hapus]

Gambar 5. Data Nasabah

Data Testing

Pada menu ini, admin dapat melakukan proses perhitungan algoritma Naïve Bayes dari datanasabah yang telah ada. Proses perhitungan dapat dilihat pada Gambar 6

Id	Nama	Gaji	Jenis Kelamin	Status	Pinjaman	Jangka Waktu	Agunan	Kolektibilitas	Prediksi	Aksi
1	Pardi Rudyah	Rp.2.500.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp.6.500.000	Jangka Panjang	BPKB SPM	Lancar	Lancar	
2	Hananto	Rp.5.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp.4.500.000	Jangka Pendek	SRTFKT RUMH	Lancar	Lancar	
3	Tri Wahyu	Rp.3.000.000	Laki-laki	Belum Menikah	Rp.8.000.000	Jangka Pendek	SRTFKT RUMH	Lancar	Lancar	
4	Suhartanti	Rp.4.000.000	Perempuan	Sudah Menikah	Rp.4.000.000	Jangka Pendek	BPKB SPM	Lancar	Tidak Lancar	
5	Sri Harjo	Rp.4.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp.7.000.000	Jangka Panjang	SRTFKT RUMH	Tidak Lancar	Lancar	
6	Solikhin	Rp.6.000.000	Laki-laki	Belum Menikah	Rp.5.000.000	Jangka Pendek	BPKB SPM	Lancar	Lancar	
7	Partini	Rp.3.000.000	Perempuan	Sudah Menikah	Rp.4.000.000	Jangka Pendek	BPKB SPM	Tidak Lancar	Tidak Lancar	
8	Diyono	Rp.7.000.000	Laki-laki	Sudah Menikah	Rp.6.000.000	Jangka Pendek	BPKB MBL	Lancar	Lancar	
9	Damar	Rp.5.500.000	Laki-laki	Sudah	Rp.4.000.000	Jangka	BPKB SPM	Lancar	Lancar	

Gambar 6. Data Testing

Lihat Performa

Pada halaman ini, admin dapat melihat hasil perhitungan performa, dari *accuracy*, *precision*, dan *recall* dari data testing. Halaman dapat dilihat pada Gambar 7.

##	Kolektibilitas Lancar	Kolektibilitas Tidak Lancar	##
Prediksi Lancar	7 (True Positive)	2 (False Positive)	9 (Jumlah Prediksi Lancar)
Prediksi Tidak Lancar	1 (False Negative)	2 (True Negative)	3 (Jumlah Prediksi Tidak Lancar)
Jumlah	8	4	##
Jumlah Total Data Testing	16		

Accuracy

Accuracy = (True Positive + True Negative) / (True Positive + True Negative + False Positive + False Negative)

= (7+2)/(7+2+1)

75%

Precision

Precision = (True Positive) / (True Positive + False Positive)

= (7)/(7+2)

71.5%

Recall

Recall = (True Positive) / (True Positive + False Negative)

= (7)/(7+1)

87.5%

Gambar 7. Lihat Performa

```

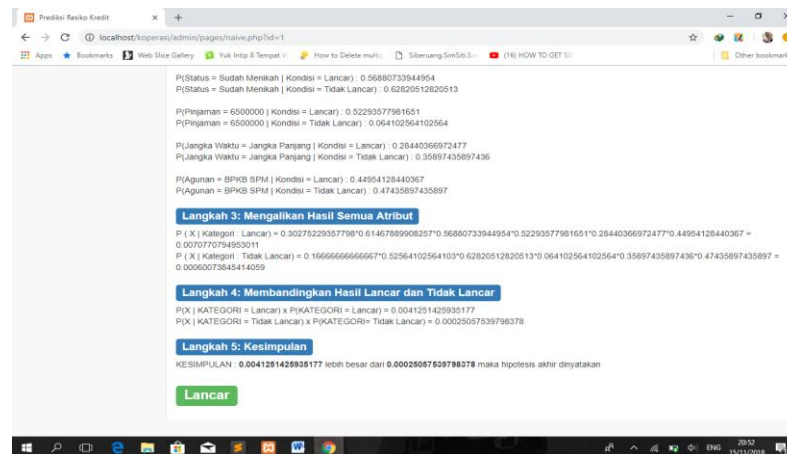
171 $qllancar = "SELECT count(*) as 'jumlah' from data_testing where kolektibilitas='Lancar' AND prediksi='Lancar' ";
172 $querylancar=mysqli_query($koneksi,$qllancar);
173 $datallancar=mysqli_fetch_array($querylancar);
174 $jumlahlancar=$datallancar['jumlah'];
175
176 $qllancar2 = "SELECT count(*) as 'jumlah' from data_testing where kolektibilitas='Tidak Lancar' AND prediksi='Lancar' ";
177 $querylancar2=mysqli_query($koneksi,$qllancar2);
178 $datallancar2=mysqli_fetch_array($querylancar2);
179 $jumlahlancar2=$datallancar2['jumlah'];
180
181 $tallancar=$jumlahlancar + $jumlahlancar2;
182
183 $qltidak_lancar = "SELECT count(*) as 'jumlah' from data_testing where kolektibilitas='Lancar' AND prediksi='Tidak Lancar' ";
184 $querytidak_lancar=mysqli_query($koneksi,$qltidak_lancar);
185 $datatidak_lancar=mysqli_fetch_array($querytidak_lancar);
186 $jumlahtidak_lancar=$datatidak_lancar['jumlah'];
187
188 $qltidak_lancar2 = "SELECT count(*) as 'jumlah' from data_testing where kolektibilitas='Tidak Lancar' AND prediksi='Tidak Lancar' ";
189 $querytidak_lancar2=mysqli_query($koneksi,$qltidak_lancar2);
190 $datatidak_lancar2=mysqli_fetch_array($querytidak_lancar2);
191 $jumlahtidak_lancar2=$datatidak_lancar2['jumlah'];
192
193 $tallidak_lancar=$jumlahtidak_lancar + $jumlahtidak_lancar2;
194
195 $tallancar2=$jumlahlancar + $jumlahtidak_lancar;
196 $tallidak_lancar2=$jumlahlancar2 + $jumlahtidak_lancar2;
197
198 $qstesting = "SELECT count(*) 'jumlah' from data_testing";
199 $querytesting=mysqli_query($koneksi,$qstesting);
200 $datatesting=mysqli_fetch_array($querytesting);
201 $jumlahtesting=$datatesting['jumlah'];
202
203 $tp = $jumlahlancar;
204 $tn = $jumlahtidak_lancar2;
205 $fp = $jumlahlancar2;
206 $fn = $jumlahtidak_lancar;
207
208 $akurasi = ($tp+$tn)/($tp+$tn+$fp+$fn);
209 $precision = ($tp)/($tp+$fp);
210 $recall = ($tp)/($tp+$fn);
211 $hasil_akurasi = $akurasi*100;
212 $hasil_precision = $precision*100;
213 $hasil_recall = $recall*100;

```

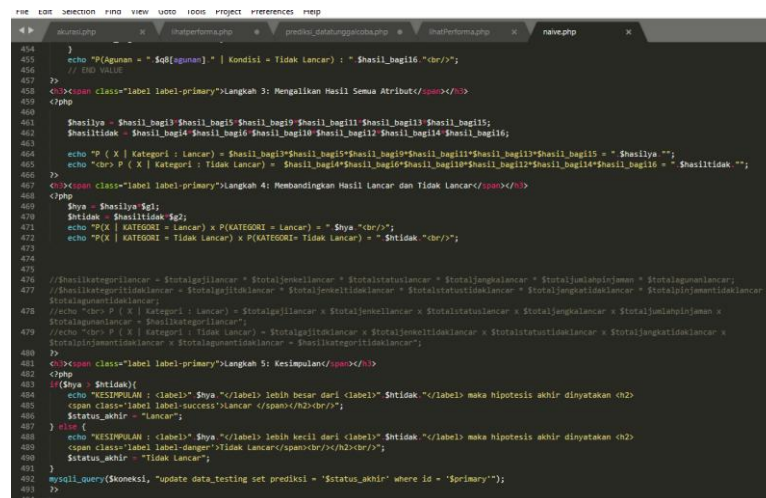
Gambar 8. Lihat Performa

Perhitungan Naïve Bayes

Pada halaman ini, admin dapat melihat seluruh perhitungan naïve bayes. Halaman dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9 Perhitungan Naïve Bayes



Gambar 10 Perhitungan Naïve Bayes

3.2 Pengujian Data

Pada bagian pengujian akan dilakukan beberapa tipe pengujian yaitu, *Blackbox*, *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*.

3.2.1 Pengujian Blackbox

Pada bagian pengujian *blackbox* akan dilakukan pengujian fitur yang ada apakah sudah sesuai dengan hasil yang diharapkan atau tidak. Hasil pengujian *blackbox* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengujian *Blackbox*

Menu/Fitur	<i>Test Case</i>	Hasil Yang Diharapkan	Hasil
Login	User & Password Benar	Berhasil Login	<i>Valid</i>
	User & Password Salah	Muncul notifikasi gagal login	<i>Valid</i>
Beranda	Klik Beranda	Menampilkan Profil Koperasi	<i>Valid</i>
Data Nasabah	Klik Data Nasabah	Menampilkan Semua Data Nasabah	<i>Valid</i>
	Klik <i>Import</i> Data	Menampilkan halaman untuk menambahkan Data dengan <i>Import</i> Data format xcel	
	Klik Hapus Data	Menghapus Data yang dipilih	<i>Valid</i>
	Klik Edit Data	Menampilkan halaman untuk melakukan edit pada data yang ada	<i>Valid</i>
Data Testing	Klik Data Testing	Menampilkan Semua Data Training	<i>Valid</i>
	Klik <i>Import</i> Data	Menampilkan halaman untuk menambahkan Data dengan <i>Import</i> Data format xcel	<i>Valid</i>
	Klik Aksi	Menampilkan hamalam untuk melihat perhitungan dari Data Testing yang dipilih	<i>Valid</i>
	Klik Lihat Performa	Menampilkan hasil <i>accuracy</i> , <i>precision</i> , dan <i>recall</i> . yang sudah dihitung dari Data Training dan Data Testing	<i>Valid</i>
Logout	Klik Logout	Keluar dari aplikasi	<i>Valid</i>

Dari pengujian *blackbox* yang telah dilakukan diatas dapat disimpulkan bahwa program dapat berjalan dengan baik, semua menu yang ada dapat berjalan seperti yang diharapkan. Proses perhitungan Naïve Bayes pun berjalan sesuai harapan.

3.2.2 Pengujian *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*.

Dalam pengujian ini dilakukan dengan membagi data *training* dan data *testing* menjadi beberapa bagian secara acak. *Accuracy* adalah presentase dari total data ujicoba yang benar diidentifikasi. *Precision* adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Sedangkan *recall* adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi, berdasarkan rumus (Diky & Yogiek, 2018, h.6).

Rumus *accuracy* adalah:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\%$$

(2)

Rumus *Precision* adalah

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} * 100\%$$

(3)

Rumus *Recall* adalah:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} * 100\%$$

(4)

Keterangan:

TP : True Positive

TN : True Negative

FP : False Positive

FN : False Negative

Hasil pengujian *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*.dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengujian *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*.

Data Training	Data Testing	Accuracy	Precision	Recall
110	23	78%	79%	94%
193	25	74%	74%	94%
185	35	71%	71%	95%
187	16	75%	78%	87%
190	12	75%	78%	87%
Rata-rata <i>accuracy</i>		75%	76%	91%

Dalam pengujian implementasi sistem dengan perbandingan data tersebut dapat di simpulkan hasil perhitungan tingkat precision, accuracy maupun recall yang semakin meningkat berdasarkan semakin banyak data testing yang digunakan maka hasil yang diperoleh akan semakin akurat . Dengan *accuracy* didapatkan hasil rata-rata sebesar 75%, *precision* sebesar 76% dan *recall* sebesar 91% dari data yang telah diolah.

3.3 Analisa Hasil

Pada aplikasi prediksi resiko kredit dengan menggunakan algoritma naïve bayes ini hanya memiliki 1 aktor yaitu admin. Dengan *login* terlebih dahulu pada aplikasi, admin dapat menambah nasabah koperasi dengan *import file excel* melalui data nasabah. Lalu melalui data testing, admin dapat menambah data yang akan dilakukan pengujian dengan *import file excel* dan data yang dibutuhkan harus lengkap. Kemudian, sistem akan melakukan proses perhitungan sehingga menghasilkan sebuah keputusan apakah nasabah tersebut mampu membayar kredit secara lancar atau tidak lancar. Pengujian dilakukan 2 cara, yaitu *blackbox*

dan tingkat pengujian *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Pada pengujian *blackbox* fitur sistem berjalan dengan baik, dan hasil perhitungan tingkat *precision*, *accuracy* maupun *recall* yang semakin meningkat berdasarkan semakin banyak data testing yang digunakan maka hasil yang diperoleh akan semakin akurat. Dengan hasil *accuracy* didapatkan rata-rata sebesar 75%, *precision* sebesar 76% dan *recall* sebesar 91% dari data yang telah diolah.

4. PENUTUP

4.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dihasilkan berdasarkan penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut :

Dengan menggunakan aplikasi ini pihak koperasi dapat menjadikan hasil prediksi kelayakan kredit untuk nasabah yang akan melakukan kredit mendatang. Algoritma Naïve bayes berhasil digunakan pada aplikasi dan dapat berjalan dengan baik. Hasil pengujian *blackbox* pada aplikasi menunjukkan bahwa aplikasi sudah sesuai seperti yang diinginkan, semua menu yang ada dapat berjalan dengan baik. Hasil pengujian *accuracy* yang didapat menunjukkan bahwa nilai rata – rata adalah sebesar 75% , *precision* sebesar 76%, dan *recall* sebesar 91%.

4.2 Saran

Untuk dapat mengoptimalkan aplikasi ini dapat digunakan metode yang berbeda atau digabungkan dengan metode lainnya. Supaya hasil yang didapat lebih akurat. Memperbanyak data yang ada.

DAFTAR PUSTAKA

- Aradhana, kavitha Juliet, Rajeswari R.P. (2017). Text Classification for Student Data Set using Naïve Bayes Classifier and KNN Classifier. Ballari: International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT), Volume 43 Number 1.
- Kurniawan Diky A , Kurniawan Y.I. (2018). “Aplikasi Prediksi Kelayakan Calon Anggota Kredit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes” Surakarta: Fakultas Komunikasi dan Informatika Universitas Muhammadiyah Surakarta.
- Kurniawan Dedy Ahmad, Danny Kriestanto. (2016). “Penerapan Naïve Bayes Untuk Prediksi Kelayakan Kredit”. Yogyakarta: Jurnal Informatika dan Komputer, Vol I, No 1.
- Martiningsih Fatimah, Al Irsyadi F.Y. (2018). “Sistem Evaluasi Kepuasan Pelanggan Go-Jek Menggunakan metode Naïve Bayes”. Surakarta: Fakultas Komunikasi dan Informatika Universitas Muhammadiyah Surakarta.

- Nuraeni Nia. (2017). “Penentuan Kelayakan Kredit Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier: Studi kasus Bank Mayapada Mitra Usaha Cabang PGC”. Jakarta: Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI, Vol III, No 1, 2442-2436.
- Purwanto Heru, Khafiz Hastuti, (2015). “Penerapan Data Mining Dengan Metode Naïve Bayes Untuk Memprediksi Kelayakan Pengajuan Kredit Pada Koperasi Rukun Artha Santosa Juwana Pati”. Semarang: Jurnal Universitas Dian Nuswantoro.